

На правах рукописи

ИВАНОВ ИЛЬЯ АНДРЕЕВИЧ

**ПРОЕКТИРОВАНИЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ СИСТЕМ ГЛУБИННОГО
ОБУЧЕНИЯ ЭВОЛЮЦИОННЫМИ АЛГОРИТМАМИ ДЛЯ ЗАДАЧИ
ЧЕЛОВЕКО-МАШИННОГО ВЗАИМОДЕЙСТВИЯ**

05.13.01 – Системный анализ, управление и обработка информации
(космические и информационные технологии)

АВТОРЕФЕРАТ

диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Красноярск – 2017

Работа выполнена в ФГБОУ ВО «Сибирский государственный университет науки и технологий имени академика М.Ф. Решетнева», г. Красноярск.

Научный руководитель:

Сопов Евгений Александрович
кандидат технических наук, доцент

Официальные оппоненты:

Кравец Олег Яковлевич
доктор технических наук, профессор
ФГБОУ ВО «Воронежский государственный
технический университет»
профессор кафедры автоматизированных и
вычислительных систем

Болотова Юлия Александровна
кандидат технических наук, доцент,
ФГАОУ ВО «Национальный исследовательский
Томский политехнический университет»
доцент кафедры информационных систем и
технологий

Ведущая организация:

Федеральный исследовательский центр
«Информатика и управление» Российской
академии наук, г. Москва

Защита состоится 22 декабря 2017 г. в 15:00 часов на заседании диссертационного совета Д 212.249.05, созданного на базе ФГБОУ ВО «Сибирский государственный университет науки и технологий имени академика М.Ф. Решетнева» по адресу 660037 г. Красноярск, проспект имени газеты «Красноярский рабочий», 31.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке Сибирского государственного университета науки и технологий имени академика М.Ф. Решетнева и на сайте СибГУ: <http://sibsau.ru>

Автореферат разослан «___» _____ 2017 г.

Ученый секретарь
Диссертационного совета

Илья Александрович Панфилов

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы. Основная цель машинного обучения заключается в построении модели по имеющейся базе данных в соответствии с некоторым алгоритмом. В общем случае, алгоритмы машинного обучения не позволяют добиться высокой точности решения задачи без предварительной настройки параметров. Настройка параметров алгоритмов вручную может оказаться очень затратной по времени. Кроме того, эксперт в области машинного обучения должен обладать необходимыми знаниями о настраиваемом алгоритме и свойствах процесса обучения данного алгоритма.

Данная диссертация посвящена проблеме проектирования нейросетевых систем машинного обучения эволюционными алгоритмами при решении задач человеко-машинного взаимодействия.

Поиск по сетке является простейшим улучшением ручной настройки алгоритмов. Дальнейшим улучшением является использование алгоритмов однокритериальной и многокритериальной оптимизации. Tušar в своей работе использует дифференциальную эволюцию для многокритериальной оптимизации совместно с алгоритмом машинного обучения. Kohavi и John вели поиск подходящих параметров алгоритма C4.5 для построения деревьев решений. Согласно результатам, оптимизированные значения параметров алгоритма в большинстве случаев обеспечили лучшую либо не уступающую точность классификации. Похожие эксперименты проводились Младеничем для поиска параметров при решении задачи пост-пруннинга дерева решений. Оптимизируемым критерием выступала точность классификации дерева решений, вычисленная по 10-кратной кросс-валидации. Bohanec и Bratko представили алгоритм OPT, который на каждой итерации искал дерево решений, обеспечивающее наибольшую точность классификации среди всех деревьев того же размера. Bergstra использовал случайный поиск и алгоритм Древоподобная оценка Парзена для поиска параметров нейронных сетей.

Работы некоторых авторов посвящены оптимизации параметров метода опорных векторов (support vector machine, SVM). Rossi и Carvalho провели сравнение 4 алгоритмов оптимизации параметров данного метода: генетический алгоритм, алгоритм клонируемой селекции, муравьиный алгоритм, алгоритм роя частиц. В некоторых случаях алгоритм SVM с параметрами по умолчанию оказался более эффективен, чем с оптимизированными параметрами. Lessmann, Stahlbock и Stone оптимизировали параметры алгоритма SVM с помощью генетического алгоритма. В сравнении с поиском по решетке генетический алгоритм обеспечил лучшие и более стабильные результаты.

В работах Almeida и Leung использовались эволюционные алгоритмы для инициализации параметров нейронных сетей. Красноярская научная школа Семенкина Е.С. также активно занимается темой разработки эволюционных алгоритмов. Ахмедовой Ш.А.К. был разработан коллективный алгоритм оптимизации, комбинирующий в себе различные бионические алгоритмы. Сергиенко Р.Б. разработал коэволюционный алгоритм многокритериальной оптимизации. Разрабатываемые данной научной школой эволюционные

алгоритмы многокритериальной оптимизации используются для оптимизации параметров алгоритмов машинного обучения, таких как нейронные сети (Ахмедова Ш.А.К., Брестер К.Ю.), нечеткая логика (Сергиенко Р.Б.), генетическое программирование (Сопов Е.А.) и др. Эти алгоритмы используются для решения различных практических задач: задача распознавания эмоций человека по аудиозаписи и видеозаписи лица (Сидоров М.Ю.), задача выбора эффективных вариантов системы управления космическим аппаратом (Семенкина М.Е.) и др.

Несмотря на то, что тема исследована большим количеством ученых и специалистов, исчерпывающего решения проблемы не предложено. Более того, появляются новые задачи, методы и модели машинного обучения, для которых также требуется разработка методов автоматизированного проектирования. Таким образом, разработка методов автоматизированной настройки алгоритмов машинного обучения в целом, и нейронных сетей в частности, является **актуальной научно-технической задачей**.

Объектами исследования данной работы выступают конволюционная нейронная сеть, нейронная сеть прямого распространения и эволюционные алгоритмы оптимизации.

Предмет исследования - оценка эффективности проектирования нейросетевых систем глубинного обучения и нейронных сетей прямого распространения эволюционными алгоритмами для решения задачи человеко-машинного взаимодействия.

Целью работы является совершенствование методов проектирования нейросетевых систем глубинного и машинного обучения.

Исходя из цели, были сформулированы следующие **задачи исследования**:

1. Провести анализ основных подходов к решению задачи распознавания эмоций, алгоритмов оптимизации и машинного обучения, включая методы глубинного обучения.
2. Разработать коэволюционный алгоритм многокритериальной оптимизации, программно его реализовать и исследовать его эффективность.
3. Разработать и программно реализовать многокритериальный подход к проектированию ансамбля классификаторов и отбору информативных признаков, провести сравнительный анализ эффективности с однокритериальным подходом.
4. Разработать конволюционную нейронную сеть с гибридным алгоритмом обучения на основе эволюционного алгоритма оптимизации, программно ее реализовать и исследовать эффективность.
5. Разработать обобщенный метод решения задач классификации, включающих использование гетерогенных аудио-видеоданных, провести его апробацию на задаче распознавания эмоций.
6. Провести анализ и сделать вывод об эффективности синтеза эволюционных алгоритмов оптимизации и алгоритмов глубинного обучения в целом и в рамках задачи распознавания эмоций.

Методы исследования. Для решения поставленных задач были использованы методы системного анализа, теории вероятности и математической статистики, эволюционных алгоритмов, машинного обучения и анализа скрытых закономерностей в данных.

Научная новизна диссертационной работы состоит в следующем:

1. Предложен новый коэволюционный алгоритм многокритериальной оптимизации, отличающийся от известных методов оценкой эффективности работы входящих в него коэволюционирующих алгоритмов-компонент.
2. Разработан новый многокритериальный подход к отбору информативных признаков и проектированию ансамбля нейросетевых классификаторов, отличающийся от известных подходов алгоритмом слияния классификаторов в ансамбль.
3. Разработан новый гибридный алгоритм обучения конволюционной нейронной сети, сочетающий в себе эволюционный алгоритм оптимизации и алгоритм обратного распространения ошибки, отличающийся от известных использованием F-меры в качестве оптимизируемого критерия для эволюционного алгоритма.
4. Предложен новый подход к слиянию аудиоинформации с видеоинформацией применительно к задаче распознавания эмоций, отличающийся от известных тем, что в нем осуществляется слияние информации как на уровне данных, так и на уровне нейросетевых классификаторов.
5. Впервые предложен обобщенный метод для решения задач классификации, включающих использование гетерогенных аудио-видеоданных, на основе многокритериального подхода к отбору информативных признаков и проектированию ансамбля нейросетевых классификаторов, а также конволюционной нейронной сети с гибридным алгоритмом обучения, отличающийся от известных совместным применением количественных аудио-видео признаков и цифровых изображений в качестве входных данных.

Теоретическая значимость. В результате выполнения диссертационной работы был разработан новый коэволюционный алгоритм многокритериальной оптимизации, проведено его экспериментальное сравнение с другими популярными эволюционными алгоритмами многокритериальной оптимизации.

Получены новые знания о способах отбора признаков в задачах машинного обучения на основе алгоритмов многокритериальной оптимизации, проведено сравнение данного подхода с другими способами отбора признаков и снижения размерности данных. Исследованы различные методы настройки гиперпараметров нейронных сетей прямого распространения.

Разработан гибридный алгоритм обучения конволюционной нейронной сети, основанный на эволюционном алгоритме оптимизации и алгоритме обратного распространения ошибки, проведена апробация разработанного метода на задаче распознавания эмоций, задаче распознавания рукописных цифр и задаче распознавания объектов. Разработанный гибридный алгоритм превзошел по эффективности стандартный алгоритм обратного распространения ошибки по критерию точности классификации и по критерию F-меры, в то время как генетический алгоритм, работающий отдельно от алгоритма обратного распространения ошибки, оказался неэффективен ввиду слишком высокой размерности пространства поиска.

Предложен обобщенный метод решения задач анализа гетерогенных данных, проведена его апробация на задаче распознавания эмоций. Алгоритм

многокритериальной оптимизации SelfCOMOGA в составе обобщенного метода обеспечил наибольшую эффективность по сравнению с другими рассмотренными алгоритмами оптимизации. Мета-классификация оказалась самым эффективным методом слияния классификаторов в коллектив.

Практическая значимость. На основе предложенных алгоритмов и подходов разработаны программные системы (ПС), которые могут быть использованы исследователями в данной области как база для проведения собственных исследований, а также для совершенствования разработанных методов. В ПС "Коэволюционный алгоритм однокритериальной оптимизации" реализован алгоритм однокритериальной оптимизации, а также решение с его помощью задач отбора признаков и оптимизации параметров нейронных сетей. ПС "Эволюционные алгоритмы многокритериальной оптимизации" объединяет в себе алгоритмы VEGA (Vector Evaluated Genetic algorithm), SPEA (Strength Pareto Evolutionary algorithm), NSGA-2 (Non-dominated Sorting Genetic algorithm-2) и SelfCOMOGA (Self-configuring Coevolutionary Multi-objective Genetic algorithm), также имеется возможность тестирования данных алгоритмов на большом наборе тестовых задач многокритериальной оптимизации, в том числе на задачах конкурса CEC, на задачах отбора признаков, проектирования ансамбля нейросетевых классификаторов. Также в данную ПС входит реализация обобщенного подхода для анализа гетерогенных данных на примере задачи распознавания эмоций. ПС "Конволюционная нейронная сеть с гибридным алгоритмом обучения" позволяет решать задачи анализа и классификации изображений, проводить исследования эффективности гибридного алгоритма обучения по критериям точности классификации и F-меры. Разработанные программные системы могут быть использованы в лабораторных практикумах по предметам "Эволюционные методы оптимизации", "Методы машинного обучения и анализа данных".

Реализация результатов работы. Предложенная система слияния аудио-видео информации применительно к задаче распознавания эмоций была разработана в рамках работы в международном проекте "Dialog Speech Systems" в Университете г. Ульм (ФРГ). На основе полученных результатов была подготовлена статья в соавторстве с коллегами из Университета Ульма, которая была представлена и опубликована в сборнике международной конференции ICINCO (г. Колмар, Франция, 2015 г.).

Также, вышеупомянутая система слияния аудио-видео информации, и предложенный многокритериальный подход к проектированию ансамбля нейросетевых классификаторов и отбору информативных признаков были разработаны в рамках исследования, выполненного по гранту конкурса УМНИК. По результатам, полученным в рамках исследования, были опубликованы пять научных работ в Российских научных изданиях, а также в сборниках международных конференций.

Подходы и методы, предложенные в данной диссертационной работе, были применены в рамках выполнения НИР по следующим грантам и проектам:

1. Грант Президента РФ № МК-3285.2015.9, проект "Самоконфигурируемая метаэвристика решения задач нестационарной оптимизации стохастическими поисковыми алгоритмами".

2. "Автоматическая сегментация левого желудочка сердца на снимках магнитно-резонансной томографии на основе кластерного подхода", грант РФФИ (Российского фонда фундаментальных исследований) и Правительства Красноярского края № 16-41-243036.

3. Российско-германский проект: "Разработка эффективного алгоритмического обеспечения для автоматизированного проектирования распределенных мультилингвистических систем поддержки электронного документооборота на облачных вычислениях" - в рамках реализации мероприятия № 1.2.2 Проведение научных исследований научными группами под руководством кандидатов наук, госконтракт N14.740.12.1341.

4. Проектная часть государственного задания "Разработка и исследование самоконфигурируемых гиперэвристик решения сложных задач нестационарной мультимодальной оптимизации бионическими алгоритмами", №2.1676.2017/ПЧ.

В ходе выполнения работы были реализованы 4 программные системы, зарегистрированные в федеральной службе по интеллектуальной собственности (Роспатент).

Основные защищаемые положения:

1. Предложенный коэволюционный алгоритм многокритериальной оптимизации превосходит в среднем по метрике IGD алгоритмы оптимизации, входящие в него в качестве компонент, а также другие алгоритмы оптимизации, участвовавшие в конкурсе СЕС, на тестовых задачах конкурса СЕС.

2. Результаты тестирования многокритериального подхода к отбору информативных признаков и проектированию ансамбля нейросетевых классификаторов превосходят результаты тестирования однокритериального подхода по точности классификации, полученной на наборе тестовых задач классификации.

3. Результаты тестирования гибридного алгоритма обучения конволюционной нейронной сети, сочетающей в себе эволюционный алгоритм оптимизации и алгоритм обратного распространения ошибки, превосходят результаты тестирования алгоритма обратного распространения ошибки по точности классификации, полученной на наборе тестовых задач классификации изображений, гибридный алгоритм предотвращает стагнацию процесса обучения сети.

4. Предложенный подход к слиянию аудиоинформации с видеоинформацией при слиянии соответствующих нейросетевых классификаторов обеспечил лучшую точность классификации, чем классификаторы, использующие только аудиоданные или только видеоданные.

5. Предложенный обобщенный метод для решения задач классификации, включающий использование гетерогенных аудио-видеоданных, позволяет улучшить точность классификации для задачи распознавания эмоций.

Апробация работы. Основные положения и результаты диссертационной работы докладывались и обсуждались на следующих научно-практических конференциях: Пятая международная конференция "Системный анализ и информационные технологии" САИТ-2013, СФУ, Красноярск, 2013; XVIII Международная научная конференция "Решетневские чтения", СибГАУ, Красноярск, 2014; 11th International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics, ICINCO-2014, Вена, Австрия, 2014; Всероссийская научно-практическая конференция студентов, аспирантов и молодых специалистов, посвященная дню авиации и космонавтики, СибГАУ, Красноярск, 2015; 12th International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics, ICINCO-2015, Колмар, Франция, 2015; IEEE Symposium Series on Computational Intelligence, Кейптаун, ЮАР, 2015; XIX Международная научная конференция "Решетневские чтения", СибГАУ, Красноярск, 2015; International Workshop on Mathematical Models and its Applications, IWММА-2015, СибГАУ, Красноярск, 2015; XV Международная научная конференция бакалавров, магистрантов, аспирантов и молодых ученых "Молодежь. Общество. Современная наука, техника и инновации", СибГАУ, Красноярск, 2016; V Всероссийская научно-методическая конференция с международным участием "Информационные технологии в математике и математическом образовании", КГПУ, Красноярск, 2016.

Кроме того, отдельные результаты работы обсуждались на научно-техническом семинаре исследовательской группы диалоговых систем при университете г. Ульм (ФРГ) в рамках программы Эйлера, научных семинарах кафедры системного анализа и исследования операций СибГАУ.

Публикации. По результатам диссертационной работы опубликовано тринадцать печатных научных работ, среди которых 5 в рецензируемых журналах из перечня ВАК, 3 проиндексированы в Scopus, 2 - в базе Web of Science. Список публикаций приведен в конце диссертации.

Структура работы. Диссертация состоит из введения, пяти глав, заключения, списка использованных источников и четырех приложений.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во **введении** обоснована актуальность работы, описана разработанность темы исследования, сформулирована цель и поставлены задачи исследования, рассмотрены вопросы научной новизны, теоретической и практической значимости приведенных исследований, изложены основные положения, выносимые на защиту.

В **первой главе** проводится системный анализ проблемы применения методов машинного обучения и оптимизации в задачах человеко-машинного взаимодействия.

Дано краткое описание основных типов машинного обучения: обучение с учителем (supervised learning), обучение без учителя (unsupervised learning), частичное обучение (semi-supervised learning), обучение с подкреплением (reinforcement learning), динамическое обучение (online learning), активное

обучение (active learning). Дана постановка задачи классификации и приведен обзор современных алгоритмов классификации: алгоритмы на основе сходства объектов, алгоритмы статистической классификации, алгоритмы на основе делимости классов в признаковом пространстве, алгоритмы логической классификации, нейронные сети. Также дана постановка задачи оптимизации и приведена классификация алгоритмов оптимизации: детерминированные и стохастические алгоритмы; по типу работы с целевой функцией (ЦФ): нулевого, первого и второго порядка; алгоритмы спуска: прямого поиска, линейной и квадратичной аппроксимации; рациональные и эвристические алгоритмы; алгоритмы глобальной и локальной оптимизации; алгоритмы однокритериальной и многокритериальной оптимизации.

Задача человеко-машинного взаимодействия (ЧМВ) в данной работе рассматривается в рамках создания диалоговых систем, способных вести интеллектуальный диалог с пользователем. Принципиальная схема диалоговой системы представлена на рисунке 1. Блок сбора сведений о пользователе осуществляет сбор информации, которая может быть использована для построения персонализированного диалога с пользователем. Сведения о пользователе включают в себя статические параметры в рамках диалога, такие как пол, возраст, национальность, и динамические параметры, такие как эмоциональное состояние, отвлечение внимания. Автоматическое определение и отслеживание в режиме реального времени динамических параметров является нетривиальной задачей машинного обучения. Между тем, качественное решение данной задачи существенно повышает общую эффективность диалоговой системы.

Задача распознавания эмоций является наиболее сложной из задач автоматического сбора сведений о пользователе с алгоритмической точки зрения по следующим причинам:

1. Эмоции - сложный психофизический процесс, проявляющийся в виде системной комбинации выражения лица и положения тела.
2. Проявление эмоций у разных людей происходит по-разному. Оно зависит от пола, возраста, культурной принадлежности, социального статуса и других особенностей.
3. Зачастую эмоции являются скрытыми, поэтому невозможно судить о внутренних эмоциях человека по внешним физическим проявлениям.

В зависимости от практических целей выделяют различные постановки задачи распознавания эмоций:

1. Два класса эмоций - "злой", "не злой". Практическое применение - автоматизированные колл-центры, системы слежения за соблюдением порядка.

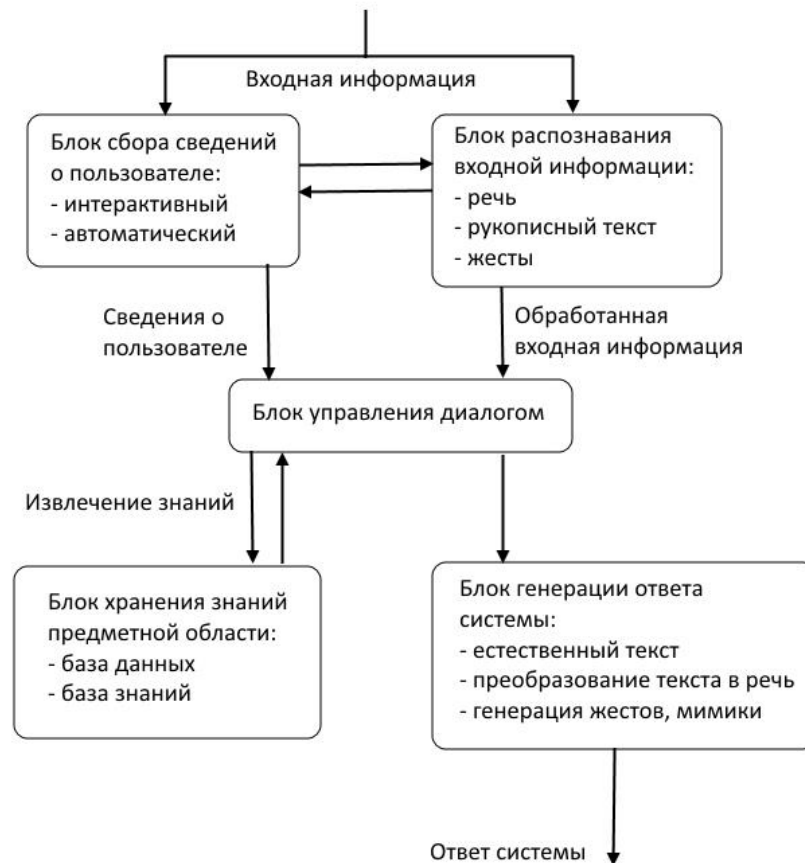


Рисунок 1. Принципиальная схема диалоговой системы

2. Определение степени возбужденности пользователя. Практическое применение - определение сонного состояния водителя автомобиля.

3. Два класса эмоций - "нейтральная", "не нейтральная". Вспомогательная система для выявления факта проявления любой эмоции.

4. Семь классов основных эмоций - "нейтральная", "счастье", "злость", "грусть", "удивление", "страх", "отвращение". Диалоговые системы общего пользования.

Проведен анализ баз данных (БД), используемых мировым научным сообществом для решения задачи распознавания эмоций, в том числе для апробации методов слияния аудио-визуальной информации. Из имеющихся баз данных, созданных для решения задачи распознавания эмоций, была выбрана БД SAVEE (Surrey Audio-Visual Expressed Emotion) по следующим причинам: БД включает в себя видеозаписи эмоций обычных людей, а не профессиональных актеров, следовательно, более приближена к реальности; в ней равномерно представлены 7 основных классов эмоций; включает в себя видеозаписи 4 дикторов, что делает ее пригодной для решения задачи распознавания эмоций в дикторонезависимой постановке.

Таким образом, проведен анализ подходов к решению задачи распознавания эмоций, алгоритмов оптимизации, машинного обучения и глубинного обучения.

Во **второй главе** рассматривается класс эволюционных алгоритмов однокритериальной и многокритериальной оптимизации. Приводится схема стандартного генетического алгоритма, описание его основных генетических

операторов. Также описываются основные концепции генетических операторов применительно к задаче многокритериальной оптимизации, и приводится схема наиболее известных эволюционных алгоритмов многокритериальной оптимизации - VEGA (Vector Evaluated Genetic Algorithm), NSGA-2 (Nondominated Sorting Genetic Algorithm), SPEA (Strength Pareto Evolutionary Algorithm).

На основе алгоритмов VEGA, NSGA-2 и SPEA предложен новый самоконфигурируемый коэволюционный алгоритм многокритериальной оптимизации SelfCOMOGA (Self-configuring Co-evolutionary Multi-objective Genetic Algorithm), схема которого представлена на рисунке 2.

Отличительной особенностью алгоритма SelfCOMOGA является этап оценки эффективности работы коэволюционирующих алгоритмов, а также состав коэволюционирующих алгоритмов. Алгоритмы, входящие в состав алгоритма SelfCOMOGA, были выбраны на основании того, что их комбинация обеспечила наилучшую эффективность при решении тестовых задач многокритериальной оптимизации.

Таблица 1. Результат применения критерия Вилкоксона для определения значимости отличий между метрикой IGD алгоритма SelfCOMOGA и алгоритмами SPEA, VEGA, NSGA-2 на наборе тестовых задач CEC (уровень значимости $p = 0.05$, \approx - отличие незначимо)

Номер задачи	SelfCOMOGA против SPEA	SelfCOMOGA против VEGA	SelfCOMOGA против NSGA-2
1	Превосходит	Превосходит	Превосходит
2	Превосходит	Превосходит	Превосходит
3	Превосходит	Превосходит	Превосходит
4	Превосходит	Превосходит	Превосходит
5	Превосходит	Превосходит	Превосходит
6	Превосходит	Превосходит	Превосходит
7	Превосходит	Превосходит	Превосходит
8	Уступает	Превосходит	\approx
9	Превосходит	Превосходит	\approx
10	Превосходит	Превосходит	Превосходит

Исследование эффективности разработанного самоконфигурируемого алгоритма и сравнение с алгоритмами VEGA, NSGA-2, SPEA проводилось на 10 тестовых сложных задачах безусловной многокритериальной оптимизации, предложенных в рамках конкурса CEC (Congress on Evolutionary Computation). Критерием качества работы алгоритмов выступила метрика IGD (Indicator of generational distance, показатель расстояния между поколениями решений). Результаты, полученные разными алгоритмами, были проверены на статистическую значимость отличий по критерию Вилкоксона. Результаты статистического теста представлены в табл. 1. Согласно полученным результатам, алгоритм SelfCOMOGA на 8 задачах из 10 превзошел показатели трех

алгоритмов, входящих в него в качестве компонент, на одной задаче различие оказалось незначимо, и на одной задаче он уступил алгоритму SPEA. Полученные результаты свидетельствуют об эффективности разработанного коэволюционного алгоритма.

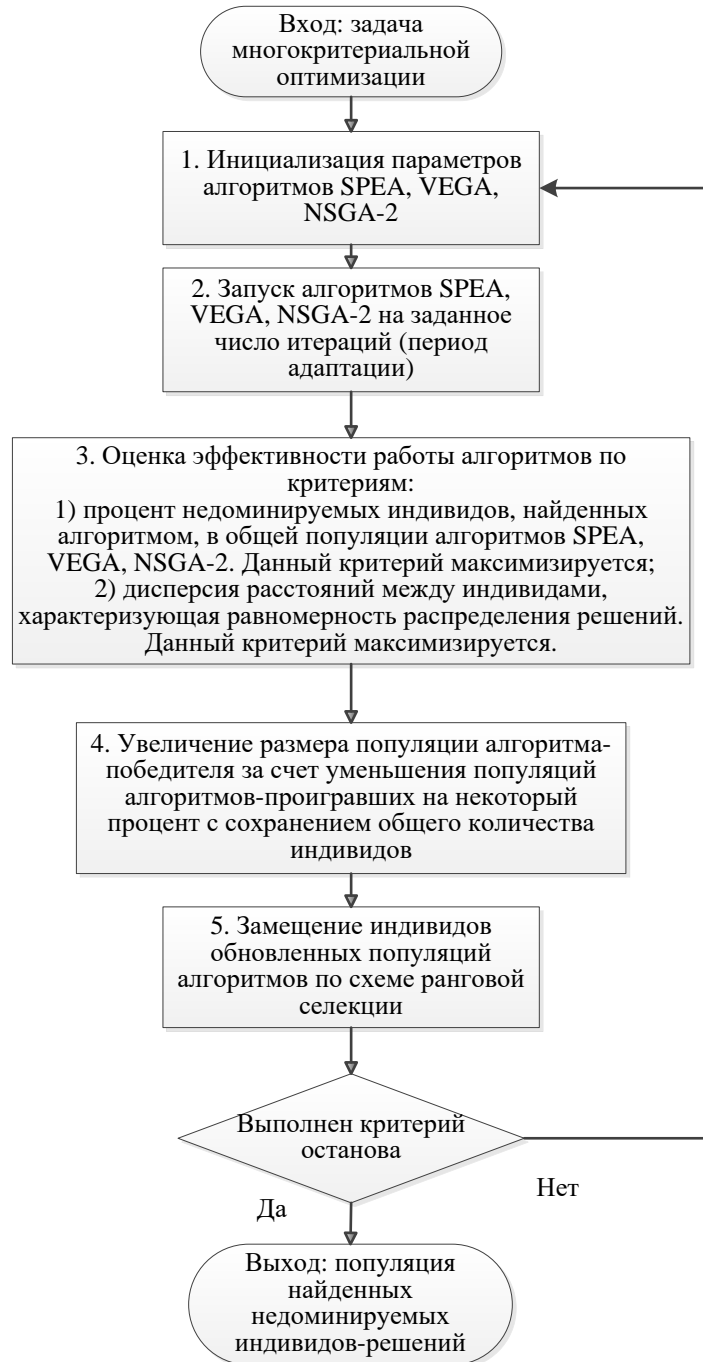


Рисунок 2. Схема алгоритма SelfCOMOGA

Таким образом, разработан самоконфигурируемый коэволюционный алгоритм многокритериальной оптимизации SelfCOMOGA, превосходящий по эффективности алгоритмы оптимизации, входящие в него в качестве компонент.

В **третьей** главе предлагается новый многокритериальный подход к отбору информативных признаков (рисунок 3). Задача отбора признаков сводится к

задаче многокритериальной оптимизации. В качестве оптимизируемых критериев выступают точность классификации (максимизируется) и число выбранных признаков (минимизируется). Идея состоит в построении моделей на выборках с меньшим количеством признаков, так как они проще, а, следовательно, обладают лучшей обобщающей способностью. Входными переменными в задаче оптимизации являются бинарные векторы длины m - общее число признаков. 1 в бинарном векторе означает, что соответствующий признак выбран, 0 - не выбран.

Для решения сформулированной задачи многокритериальной оптимизации были применены описанные во второй главе алгоритмы VEGA, NSGA-2, SPEA, SelfCOMOGA. Метод объединения алгоритма машинного обучения и алгоритма оптимизации относится к классу оберточных методов (wrapper methods).

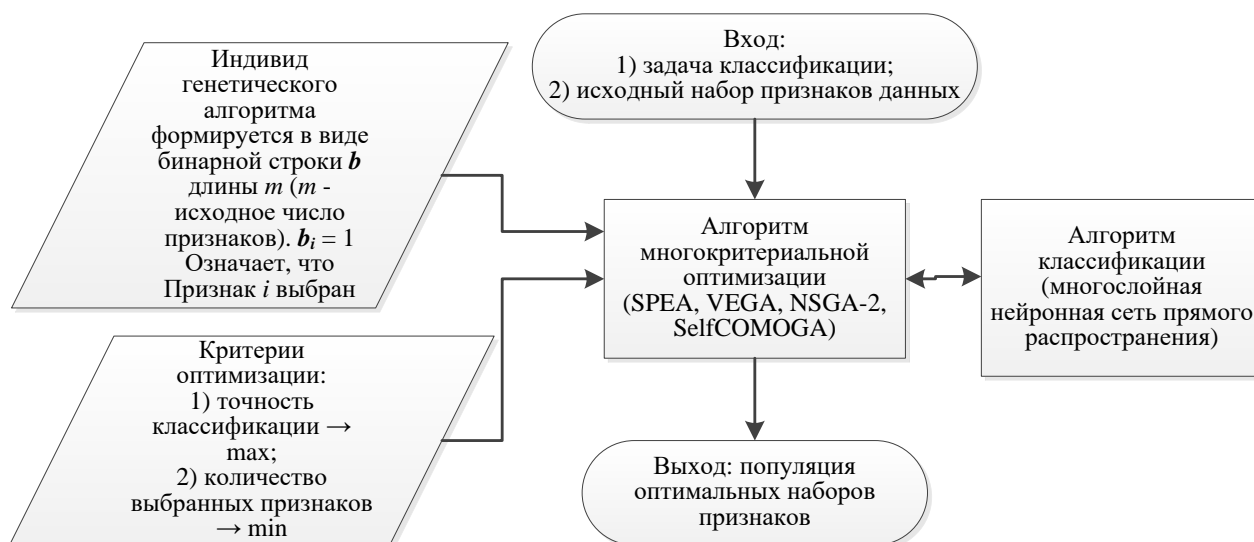


Рисунок 3. Схема многокритериального подхода к отбору информативных признаков

Также предложенный многокритериальный подход был применен к задаче проектирования ансамбля нейросетевых классификаторов (рисунок 4). Оптимизируемыми критериями в данном случае выступили точность классификации (максимизируется) и число нейронов сети (минимизируется). Идея минимизации числа нейронов сети основана на том, что более простые модели обладают лучшей обобщающей способностью. Входными переменными в данной постановке задачи оптимизации выступили общее число нейронов сети и число итераций обучения сети. Для решения задачи многокритериальной оптимизации в данной постановке также были применены вышеперечисленные алгоритмы оптимизации. Найденные нейронные сети с оптимальными параметрами объединялись в ансамбль тремя способами - голосование, усреднение вероятностей классов, мета-классификация. В данном случае под оптимальными параметрами нейронной сети подразумеваются найденные с помощью алгоритма многокритериальной оптимизации недоминируемые, субоптимальные параметры.

Мета-классификация представляет собой дополнительный этап обучения, в котором входными переменными служат выходы базовых алгоритмов обучения,

входящих в коллектив. В качестве алгоритма обучения на данном дополнительном этапе был использован метод опорных векторов (SVM), обучение алгоритмов на первом и втором этапе проводилось на различных частях выборки данных.

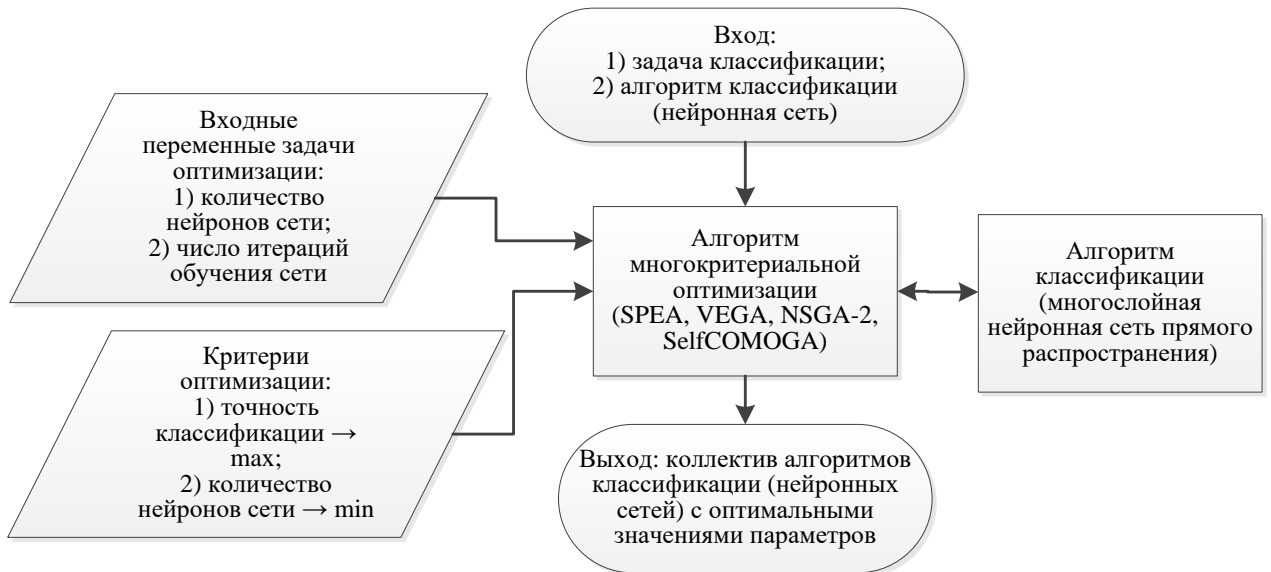


Рисунок 4. Схема многокритериального подхода к проектированию ансамбля нейросетевых классификаторов

Для оценки эффективности предложенного подхода было проведено его сравнение с однокритериальным оптимизационным подходом, в котором единственным оптимизируемым критерием являлась точность классификации. Для решения задачи однокритериальной оптимизации был применен коэволюционный генетический алгоритм.

Применительно к задаче отбора информативных признаков было проведено дополнительное сравнение с методом главных компонент, а также с вариантом использования всех признаков, без снижения размерности.

Разработанные алгоритмы были апробированы на ряде тестовых задач классификации, взятых из репозитория машинного обучения UCI. Задачи включали определение типа раковой опухоли груди, распознавание рукописных цифр, определение наличия заболевания диабетом, классификацию типов почв на спутниковых снимках. Более детальное исследование было проведено для задачи распознавания эмоций с использованием репозитория SAVEE. Для всех перечисленных задач были применены наиболее известные алгоритмы классификации для проведения объективного сравнения и определения эффективности предложенных в данной работе методов. Список использованных стандартных алгоритмов классификации: метод опорных векторов, многослойный персептрон, логистическая регрессия, аддитивная логистическая регрессия, радиально-базисная нейронная сеть, наивный байесовский классификатор, дерево решений, случайный лес, алгоритм генерирования правил 1R.

Ниже приведены результаты решения задачи распознавания эмоций перечисленными стандартными алгоритмами классификации (рисунок 5),

результаты экспериментов по снижению размерности и отбору информативных признаков (таблица 2), а также результаты экспериментов по проектированию ансамбля нейронных сетей (таблица 3).

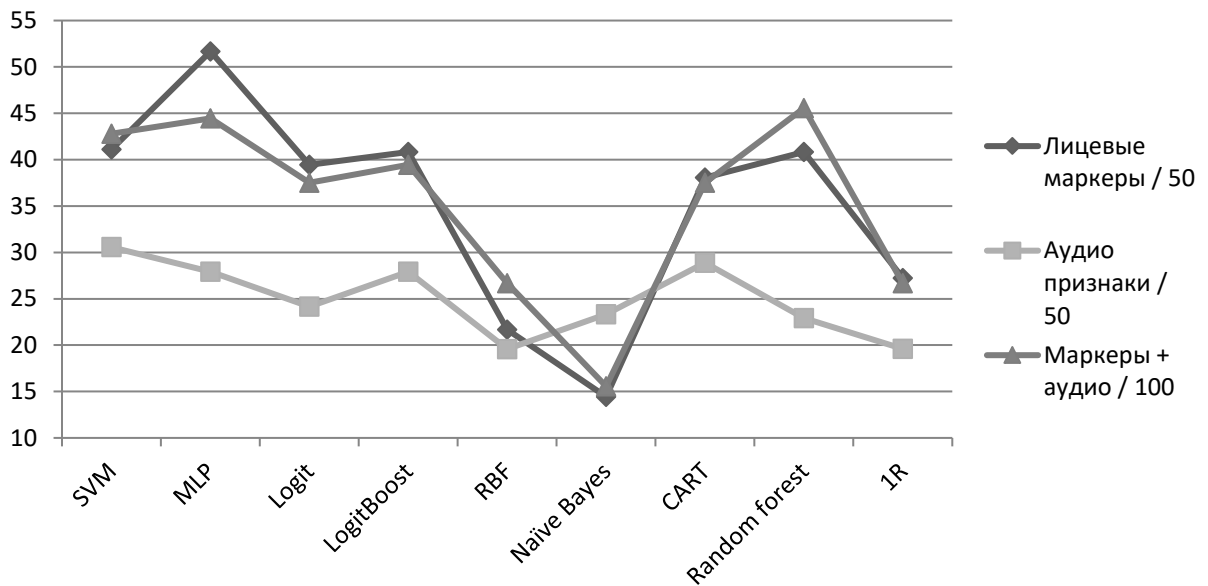


Рисунок 5. Точность классификации эмоций (%) стандартными алгоритмами классификации без снижения размерности (данные / число признаков)

Согласно полученным результатам, многокритериальный подход к отбору признаков и проектированию коллектива нейронных сетей обеспечил лучшую точность классификации, чем однокритериальный подход. Многокритериальный и однокритериальный подходы к отбору признаков эффективнее метода главных компонент, и эффективнее использования полного набора признаков без снижения размерности. Наилучшим алгоритмом многокритериальной оптимизации по рассматриваемому критерию оказался алгоритм SelfCOMOGA.

Таблица 2. Точность классификации эмоций (%) для различных подходов к снижению размерности, входные данные – лицевые маркеры + аудиопризнаки (n - усредненное по экспериментам число признаков, соответствующее лучшей точности)

Метод отбора признаков			Точность				n
			\bar{x}	σ	min	max	
Все признаки			32.57	3.59	28.33	38.33	100
Метод главных компонент			36.67	4.65	32.50	42.50	15
Отбор признаков	Однокритериальная оптимизация	Ковольционный ГА	42.5	4.32	38.33	46.67	49

Продолжение таблицы 2.

Метод отбора признаков			Точность				n
			\bar{x}	σ	min	max	
Отбор признаков	Многокритериальная оптимизация	SPEA	47.5	4.90	45.00	56.67	3
		NSGA-2	51.11	4.31	43.33	56.67	5
		VEGA	52.22	1.90	50.00	55.00	22
		SelfCOMOGA	64.31	3.06	60.83	68.33	24

Таблица 3. Точность классификации эмоций (%) при оптимизации коллектива нейронных сетей различными алгоритмами оптимизации, входные данные – лицевые маркеры + аудиопризнаки

Алгоритм оптимизации (число критериев)	Схема слияния выходов ансамбля	Точность			
		\bar{x}	σ	min	max
Козволюционный ГА (1)	-	55.00	2.14	51.67	60.00
SPEA (2)	Голосование	62.67	1.35	60.83	64.17
	Усреднение вероятностей классов	49.67	1.48	47.50	52.50
	Мета-классификация	59.44	2.89	55.00	64.17
NSGA-2 (2)	Голосование	41.11	1.78	37.50	42.50
	Усреднение вероятностей классов	49.83	1.56	46.67	53.33
	Мета-классификация	58.78	1.06	57.50	60.00
VEGA (2)	Голосование	42.78	0.76	42.50	44.17
	Усреднение вероятностей классов	39.17	1.34	38.33	40.83
	Мета-классификация	52.33	0.38	51.67	53.33
SelfCOMOGA (2)	Голосование	54.33	1.87	52.50	58.33
	Усреднение вероятностей классов	48.17	2.54	45.83	49.17
	Мета-классификация	69.20	3.12	63.33	70.83

Эффективность многокритериального подхода к формированию коллектива оптимальных нейронных сетей также была эмпирически доказана. Согласно полученным результатам, объединение нейронных сетей с оптимальными настройками в коллектив позволяет получить лучшую точность классификации,

чем использование единичной нейронной сети с оптимальными настройками, найденными с помощью однокритериального алгоритма оптимизации. По результатам экспериментов мета-классификация с использованием метода опорных векторов была признана самым эффективным способом объединения Парето-оптимальных классификаторов в коллектив из числа рассмотренных.

Таким образом, разработан и реализован многокритериальный подход к отбору информативных признаков и формированию оптимального коллектива нейросетевых классификаторов на основе эволюционных алгоритмов многокритериальной оптимизации.

В четвертой главе предложен новый гибридный алгоритм обучения конволюционной нейронной сети (КНС), основанный на последовательном применении генетического алгоритма оптимизации (ГА) и алгоритма обратного распространения ошибки (рисунки 6).

ГА является стохастическим, а алгоритм обратного распространения ошибки (ОРО) - градиентным. Идея гибридного алгоритма обучения сети заключается в следующем. Задача обучения сети сводится к оптимизационной постановке, в которой оптимизируемым критерием выступает F-мера решения конечной задачи классификации. На первом этапе с помощью ГА находится подобласть глобального оптимума. На втором этапе с помощью градиентного алгоритма ОРО происходит дообучение сети.

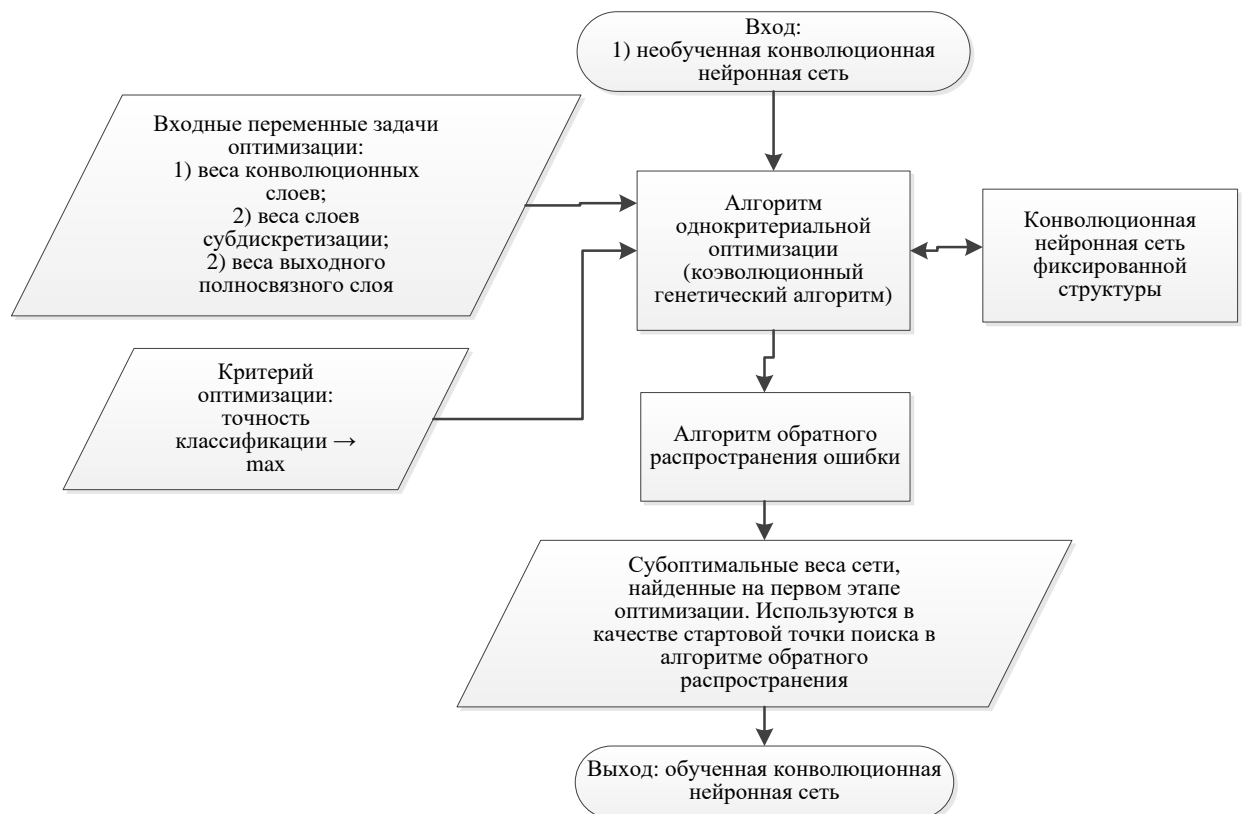


Рисунок 6. Схема гибридного алгоритма обучения конволюционной нейронной сети

Новизна гибридного алгоритма заключается в использовании F-меры в качестве оптимизируемого критерия на первом этапе обучения сети.

Использование F-меры вместо точности классификации позволяет избежать стагнации при использовании эволюционного алгоритма оптимизации. F-мера более адекватно отражает способность КНС к обобщению, в результате в процессе оптимизации параметров КНС в популяции эволюционного алгоритма оказываются более разнообразные векторы параметров.

Исследование разработанного алгоритма проводилось на тестовой задаче распознавания рукописных цифр (MNIST) и на задаче распознавания объектов (CIFAR-10). Более детальное исследование проводилось для задачи распознавания эмоций.

На вход сети подавались изображения лиц людей, извлеченные из видеозаписей БД SAVEE и уменьшенные до размера 40×40, 50×50 и 70×70 пикселей. КНС состояла из 2 конволюционных слоев и 2 слоев субдискретизации, а также полносвязного слоя на выходе.

Эксперименты проводились для двух постановок задачи распознавания эмоций - дикторозависимой и дикторонезависимой. Задача классификации эмоций была переформулирована в виде задачи классификации один класс против всех - например, класс "счастье" и класс "не счастье".

Результаты тестирования КНС с гибридным алгоритмом обучения на задаче распознавания эмоций в дикторозависимой постановке, а также сравнение с алгоритмами ОРО и ГА приведены в табл. 4.

Таблица 4. Сравнение средней точности (%) распознавания эмоций конволюционной нейронной сетью: а) обратное распространение ошибки (ОРО); б) генетический алгоритм (ГА); в) гибридный алгоритм (ГА + ОРО); дикторозависимая классификация; размер входных изображений 50×50 пикселей

Данные		Алгоритм обучения КНС											
		а) ОРО				б) ГА				в) ГА + ОРО			
		\bar{x}	σ	min	max	\bar{x}	σ	min	max	\bar{x}	σ	min	max
Эмоция	Злость	93.39	1.45	91.86	94.80	79.62	3.12	77.05	85.25	95.87	1.43	93.43	98.95
	Отвращение	89.64	1.18	87.05	90.67	80.94	1.90	77.63	84.07	94.36	1.08	91.81	95.78
	Страх	88.24	1.36	86.77	90.55	78.10	2.29	73.99	83.35	91.61	0.87	89.99	92.90
	Счастье	90.40	1.67	87.32	90.77	84.22	2.55	80.63	87.19	94.06	1.76	91.01	95.18
	Нейтральная	88.31	2.78	82.79	92.88	71.32	2.89	68.88	78.31	97.29	1.09	95.55	98.17
	Грусть	88.67	1.67	86.01	90.81	85.66	2.14	82.78	89.47	92.09	1.23	90.11	94.23
	Удивление	90.51	1.69	86.92	93.29	85.59	2.49	82.80	90.57	94.29	1.88	92.45	96.17
Средний показатель		89.88	1.69	86.96	91.97	80.78	2.48	77.68	85.46	94.22	1.33	92.05	95.91

По результатам экспериментов, гибридный алгоритм обучения КНС, сочетающий в себе эволюционную стратегию и градиентный спуск, оказался эффективнее алгоритмов ОРО и ГА на рассмотренных задачах по критериям точности классификации и F-меры.

Таким образом, разработан и реализован гибридный алгоритм обучения конволюционной нейронной сети, основанный на последовательном использовании генетического алгоритма оптимизации и алгоритма обратного распространения ошибки.

В пятой главе предложен новый обобщенный метод для решения задач классификации, включающих использование гетерогенных аудио-видеоданных, основанный на предложенных в главах 2-4 алгоритмах. Схема предложенного метода представлена на рисунке 7.

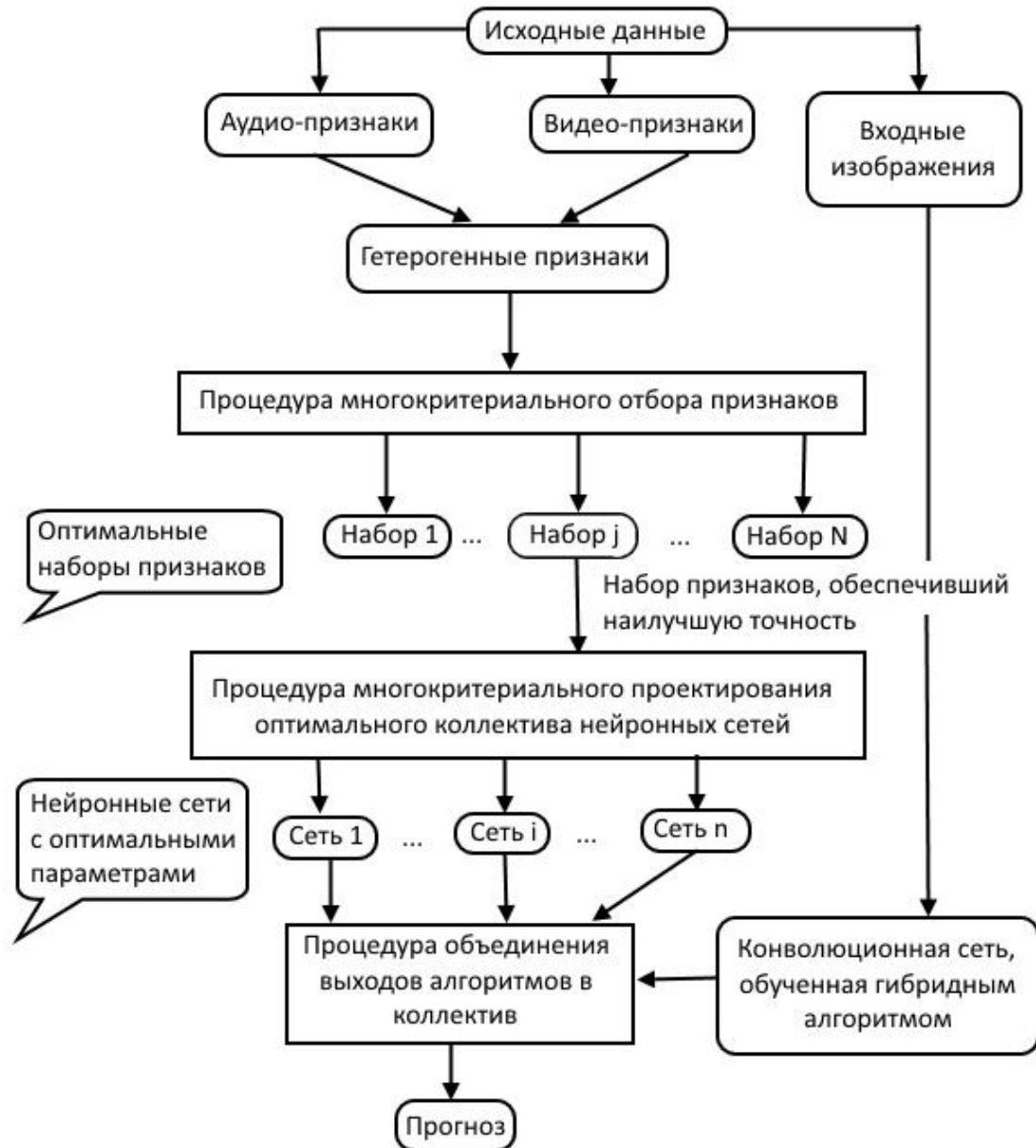


Рисунок 7. Схема обобщенного метода для решения задач анализа гетерогенных данных на примере задачи распознавания эмоций

Данный метод объединяет в себе идеи слияния гетерогенной информации (аудио-видео информация в задаче распознавания эмоций) на уровне данных и на уровне классификаторов, многокритериальный подход к отбору информативных признаков и проектированию ансамбля оптимальных классификаторов, а также использование конволюционной нейронной сети с гибридным алгоритмом обучения.

Новизна разработанного метода заключается в совместном использовании количественных аудио-видео признаков и цифровых изображений в качестве входных данных. При этом обработка гетерогенной входной информации ведется различными алгоритмами, наиболее пригодными для каждого типа информации.

Разработанный обобщенный метод был апробирован на задаче распознавания эмоций. Варьируемыми параметрами исследования выступили используемые алгоритмы многокритериальной оптимизации, схемы слияния выходов оптимальных классификаторов в ансамбль, а также размер изображений, подаваемых на вход конволюционной нейронной сети с гибридным алгоритмом обучения. Эксперименты проводились для различных входных данных - лицевые маркеры, аудио признаки, лицевые маркеры + аудио признаки.

Статистический анализ результатов экспериментов показал, что эффективность обобщенного подхода в целом сильно зависит от исходных используемых данных, а также от выбранной схемы слияния классификаторов в ансамбль на финальном этапе.

На задаче распознавания эмоций наибольшую эффективность обеспечил метод слияния - мета-классификация. Данный вывод оказался справедлив для всех рассмотренных алгоритмов многокритериальной оптимизации. Из числа рассмотренных алгоритмов многокритериальной оптимизации наиболее эффективным оказался алгоритм SelfCOMOGA.

Таким образом, предложен обобщенный метод для решения задач классификации, включающий использование гетерогенных аудио-видеоданных, на основе разработанных в диссертации методов, проведена его апробация на задаче распознавания эмоций

В **заключении** диссертации приведены основные результаты работы, выводы и дальнейшие планы по развитию полученных в работе результатов.

ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ И ВЫВОДЫ

1. Проведен анализ подходов к решению задачи распознавания эмоций, алгоритмов оптимизации, машинного обучения и глубинного обучения.

2. Разработан самоконфигурируемый коэволюционный алгоритм многокритериальной оптимизации SelfCOMOGA, превосходящий по эффективности алгоритмы оптимизации, входящие в него в качестве компонент, на тестовых задачах многокритериальной оптимизации, а также на практических задачах отбора признаков и проектирования ансамбля нейросетевых классификаторов.

3. Разработан и реализован многокритериальный подход к отбору информативных признаков и формированию оптимального коллектива нейросетевых классификаторов на основе эволюционных алгоритмов многокритериальной оптимизации. Многокритериальный подход превзошел по эффективности однокритериальный на исследованных задачах. Также многокритериальный подход к отбору информативных признаков превзошел по эффективности метод главных компонент.

4. Разработан и реализован гибридный алгоритм обучения конволюционной нейронной сети, основанный на последовательном использовании генетического алгоритма (ГА) оптимизации и алгоритма обратного распространения ошибки (ОРО). Предложенный гибридный алгоритм превосходит по эффективности алгоритмы ОРО и ГА, работающие по отдельности, на задаче распознавания эмоций, задаче распознавания рукописных цифр и объектов.

5. Предложен обобщенный метод для решения задач классификации, включающих использование гетерогенных аудио-видеоданных, на основе разработанных в диссертации методов, проведена его успешная апробация на задаче распознавания эмоций.

6. Синтез эволюционных алгоритмов оптимизации и алгоритмов машинного обучения оказался эффективным по критерию точности классификации на наборе рассмотренных тестовых задач.

В диссертации была показана целесообразность использования методов машинного обучения и оптимизации применительно к задаче человеко-машинного взаимодействия в целом, и к задаче распознавания эмоций в частности. Применение эволюционных алгоритмов однокритериальной и многокритериальной оптимизации для отбора информативных признаков, проектирования ансамблей нейронных сетей и для обучения конволюционных нейронных сетей позволило увеличить точность решения задачи распознавания эмоций. Следовательно, была достигнута цель выполнения диссертационной работы - усовершенствованы методы проектирования нейросетевых систем глубинного и машинного обучения с помощью эволюционных алгоритмов оптимизации.

Теоретические идеи и практические результаты, полученные в данной диссертации, будут развиты и применены в дальнейших исследованиях при работе над диссертацией на соискание степени доктора наук. Среди возможных путей развития можно выделить следующие: применение многокритериального подхода для проектирования ансамблей других алгоритмов классификации; применение других алгоритмов оптимизации для отбора признаков, проектирования ансамблей классификаторов и предобучения конволюционной нейронной сети; построение ансамблей конволюционных нейронных сетей, а также других алгоритмов глубинного обучения. Кроме того, представленные подходы являются достаточно универсальными, а, следовательно, могут использоваться в других НИР, посвященных решению практических задач машинного обучения.

ПУБЛИКАЦИИ АВТОРА ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

Статьи в ведущих рецензируемых научных журналах и изданиях

1. Ivanov I. Multi-objective based feature selection and neural networks ensemble method for solving emotion recognition problem // Вестник СибГАУ. - 2016. - Т. 17. - № 1. - С. 45-49.
2. Иванов И.А. Гибридный алгоритм обучения конволюционной нейронной сети / Иванов И.А., Сопов Е.А. // Вестник СибГАУ. - 2016. - Т. 17. - № 4. - С. 871-877.
3. Иванов И.А. Многокритериальный подход к проектированию ансамбля нейросетевых классификаторов с отбором информативных признаков для решения задачи распознавания эмоций / Иванов И.А., Сопов Е.А., Панфилов И.А. // Вестник СибГАУ. - 2015. - Т. 16. - № 4. - С. 819-827.
4. Иванов И.А. Исследование эффективности самоконфигурируемого коэволюционного алгоритма решения сложных задач многокритериальной оптимизации / Иванов И.А., Сопов Е.А. // Системы управления и информационные технологии. - 2013. - Т. 51. - № 1.1. - С. 141-145.
5. Иванов И.А. Самоконфигурируемый генетический алгоритм решения задач поддержки многокритериального выбора / Иванов И.А., Сопов Е.А. // Вестник СибГАУ. - 2013. - № 1 (47). - С. 30-35.

Свидетельства на программу для электронных вычислительных машин

6. Программа для решения задачи распознавания эмоций человека по видеозаписи методом оптимизации коллектива нейронных сетей и отбора информативных признаков с помощью генетического алгоритма оптимизации / Иванов И.А., Сопов Е.А. // Свидетельство №2017610772 о государственной регистрации в Реестре программ для ЭВМ от 18.01.2017.
7. Программа автоматической сегментации левого желудочка сердца на снимках магнитно-резонансной томографии на основе кластерного подхода / Иванов И.А., Брестер К.Ю. // Свидетельство №2017611091 о государственной регистрации в Реестре программ для ЭВМ от 19.01.2017.
8. Генетический алгоритм для решения задачи совмещения маршрутов с предварительной кластеризацией точек отправления и назначения / Иванов И.А., Сопов Е.А. // Свидетельство №2016611721 о государственной регистрации в Реестре программ для ЭВМ от 09.02.2016.
9. Программная система решения сложных задач многокритериальной оптимизации самоконфигурируемым коэволюционным алгоритмом SelfCOMOGA / Иванов И.А., Сопов Е.А. // Свидетельство №2013613773 о государственной регистрации в Реестре программ для ЭВМ от 16.04.2013.

Публикации в изданиях, индексируемых в международных базах

10. Ivanov I. Self-configuring ensemble of neural network classifiers for emotion recognition in the intelligent HMI / Ivanov I., Sopov E. // 2015 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence, 8-10 December 2015, Cape Town, South Africa. - 2015. - pp. 1808-1815.

11. Ivanov I. Feature and decision level audio-visual data fusion in emotion recognition problem / Ivanov I., Sopov E., Sidorov M., Minker W. // 12th International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics, 21-23 July 2015, Colmar, France. - 2015. - pp. 246-251.

12. Ivanov I. Design efficient technologies for context image analysis in dialog HCI using self-configuring novelty search genetic algorithm / Sopov E., Ivanov I. // 11th International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics, 1-3 September 2014, Vienna, Austria. - 2014. - pp. 832-839.

Прочие публикации, отражающие основное содержание диссертации

13. Иванов И.А. Система автоматического выделения левого желудочка сердца на снимках магнитно-резонансной томографии // Материалы V Всероссийской научно-методической конференции с международным участием "Информационные технологии в математике и математическом образовании" (Красноярск, 16-17 ноября 2016 г.). - 2016. - С. 25-29.

14. Ivanov I. Artificial intelligence application in medicine: automatic calculation of the left ventricle ejection fraction // Материалы XV Международной научной конференции бакалавров, магистрантов, аспирантов и молодых ученых "Молодежь. Общество. Современная наука, техника и инновации" (Красноярск, 12 мая 2016 г.). - 2016. - С. 249-252.

15. Иванов И.А. Проектирование нейросетевого классификатора для решения задачи распознавания эмоций // Материалы XIX Международной научной конференции "Решетневские чтения" (Красноярск, 10-13 ноября 2015 г.). - 2015. - Т. 2. - С. 42-44.

16. Иванов И.А. Самоорганизующийся алгоритм решения многокритериальных задач оптимизации на базе коэволюционного генетического алгоритма / Иванов И.А., Сопов Е.А. // Материалы V Международной конференции "Системный анализ и информационные технологии" (САИТ-2013, Красноярск, 19-25 сентября 2013 г.). - 2013. - С. 34-41.

17. Иванов И.А. Система поддержки принятия решений многокритериального выбора на базе коэволюционного генетического алгоритма [Электронный ресурс] // Материалы IX Всероссийской научно-технической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых "Молодежь и наука" с международным участием (Красноярск, 15-25 апреля 2013 г.). - 2013. - 4 с. - Режим доступа: URL: <http://conf.sfu-kras.ru/sites/mn2013/section065.html>.

Иванов Илья Андреевич

Проектирование нейросетевых систем глубинного обучения эволюционными алгоритмами для задачи человеко-машинного взаимодействия

Автореферат

Подписано к печати 20.10.2017. Формат 60x84/16

Уч. изд. л. 1.0 Тираж 100 экз. Заказ № _____

Отпечатано в отделе копировальной и множительной техники СибГУ.

660037, г. Красноярск, пр. им. газ. "Красноярский рабочий", 31